

视觉引导下的运动执行与运动想象 EEG 时频特征对比分析

伍彪, 覃兵, 吴鑫, 周璐, 钱志余, 李颢韬, 高凡, 祝桥桥

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106)

摘要: 近年来基于运动想象(Motor imagery, MI)的脑-机接口(Brain-computer interface, BCI)技术迅速发展, 广泛运用于各个领域。为了比较运动执行(Motor execution, ME)与MI脑电活动的差异, 本文提出一种基于脑电信号(Electroencephalogram, EEG)时频域分析的方法。通过设计视觉诱导的上肢ME与MI对照实验, 对被采集的10名健康被试的EEG数据进行预处理, 并提取各波段特征值, 最后分析ME与MI各波段功率值和同一波段功率差值。结果显示, MI过程alpha波为优势波, ME过程delta波为优势波。与MI相比, ME中alpha波呈下降趋势, delta波呈上升趋势。本研究结果表明, ME与MI的脑电活动有明显差异性, 为进一步提高基于MI的BCI系统的实时性和普适性提供了理论和数据支撑。

关键词: 脑电信号; 时频分析; 运动想象; 运动执行; 脑-机接口

中图分类号: R318 **文献标志码:** A

Comparative Analysis of EEG Time-Frequency Features of Motor Execution and Motor Imagination Under Visual Guidance

WU Biao, QIN Bing, WU Xin, ZHOU Lu, QIAN Zhiyu, LI Weitao, GAO Fan,
ZHU Qiaoqiao

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: The technology of brain-computer interface (BCI) based on motor imagery (MI) has developed rapidly in the past few decades and been widely used in various fields. To compare the brain electrical activity difference between motor execution (ME) and MI, a method based on the time-frequency domain analysis of electroencephalogram (EEG) is proposed. The visually induced upper limb ME and MI control experiments are conducted and the EEG signals of ten healthy subjects are collected and preprocessed. Then the signals are decomposed and converted into eigenvalues of each band through the time-frequency analysis method. Finally, the power values of each band of ME and MI are analyzed and the power differences between each band of ME and MI are computed. The results show that the alpha wave is dominant wave in the process of MI while the delta wave is dominant wave in the process of ME. Compared with MI, the alpha wave during ME shows a downward trend and the delta wave shows an upward trend. The results of this study show that there is significant difference in EEG between ME and

基金项目: 国家自然科学基金重大科研仪器研制项目(81827803, 81727804); 国家自然科学基金(61875085, 11902154); 江苏省重点研发计划(社会发展)(BE2020705); 江苏省自然科学基金(BK20190387); 南京航空航天大学国家重大项目培育基金(NP2020303); 江苏省大学生创新创业训练项目(202010287208T)。

收稿日期: 2021-05-15; **修订日期:** 2021-09-23

MI, which is important for improving the real-time and universal performance of MI based BCI systems.

Key words: electroencephalogram (EEG); time-frequency analysis; motor imagination; motor execution; brain-computer interface (BCI)

引言

信息技术及脑神经技术的快速发展,使得人们对脑的探索越来越深入,脑-机接口(Brain-computer interface, BCI)技术成为新兴研究领域。BCI系统在大脑和计算机或外部设备之间建立一个直接的通信通道,主要研究目的是建立一个非肌肉的交流通道,使用户不需要任何身体活动来使用它进行交流和控制^[1]。近年来BCI发展迅速并广泛运用于各个领域。在辅助运动领域,运动障碍患者可以使用它进行沟通和控制,从而提高患者的生活自理能力;同时,让他们主动参与到康复治疗中,可以促进偏瘫部位的康复^[2]。在军事作战领域,通过对飞行员高速飞行时的注意力进行监控,帮助其在高加速的情况下对飞机的操纵,也可以作为微重力或者超重力环境下宇航员控制宇宙飞船的一种全新的方法^[2]。在消费领域,通过思维翻译装置(Thought translation device, TTD)将消费者想法直接转化为机器语言,实现脑-机直接通信^[3]。在游戏领域,被试通过BCI能够按照指示通过脑电活动将光标向上或向下移动到指定目标,完成简单的游戏操作等^[4]。

在应用于BCI系统的各种脑成像技术中,脑电信号(Electroencephalogram, EEG)是最常用的方法,而运动想象(Motor imagination, MI)的EEG较容易定点测量,所以基于MI的BCI系统是BCI系统中最常用的^[5]。不同于运动执行(Motor execution, ME)需要被试按照要求身体做出相应的运动,MI只需要被试脑中想象给定的运动任务,即使反复想象也不会发生实际的运动^[6]。目前基于MI的BCI系统的研究主要包括鲍静益团队设计的一种组合特征提取方法,通过结合时频域以及空间域的多种信息进行特征提取,能够更加全面地描述脑电信号的特征,如时频域、能量域和空间域的特征信息,从而提高BCI的分类精度^[7];郭闽榕^[8]提出了一种多通道的脑电信号特征提取方法,结果相比于传统特征提取方法在识别精确率、运行时间均提升显著。虽然以上研究结果均能大大改善BCI的分类精度和分类速度,但仍然存在局限:(1)实时性差,每个被试使用前都需要经过长时间训练才能驱动BCI,BCI不能实时有效地解码被试的真实运动意图;(2)系统普适性差,不同被试之间存在差异性,导致BCI系统训练的模型只适用单个特定被试。其原因可能是ME与MI过程大脑激活区域存在差异性。已有研究通过功能性磁共振成像(functional magnetic resonance imaging, fMRI)方法表明,ME与MI过程大脑皮层运动区存在差异性^[9]。在MI与ME脑激活的模式研究中,白学军等^[10]利用fNIRS发现ME和MI过程中大脑皮层氧合血红蛋白浓度变化有区别,即ME中表现出大脑左半球偏侧化优势,而在MI中无偏侧化优势。这些研究表明,MI与ME中大脑激活模式的不同可能是限制基于MI的BCI技术的实时性和普适性的最重要挑战。

基于以上问题,本文提出基于EEG信号的ME与MI脑活动的分析,通过设计视觉诱导的上肢ME与MI对照实验,对上肢ME和MI过程的EEG信号进行分析,比较两者在脑电信号上的相同以及差异性,为提高基于MI的BCI系统的实时性和普适性提供有效的理论依据。

1 实验方法

1.1 实验设备

实验设备为Neuroscan公司的EEG采集设备(Neuroscan, Victoria, Australia),包括硬件和软件部分,硬件部分包括eego脑电放大器和64导waveguard电极帽;软件部分包括eego mylab采集分析软件,

主要用于采集和记录实验过程的脑电信号同时带有简单的数据处理过程(带通,去直流等)。

1.2 实验设计

1.2.1 实验程序

研究基于10名身心健康被试者(8男2女,年龄20~23岁)的脑电信号进行分析,根据爱丁堡惯用手量表^[11]的评估,所有参与者惯用手均为右手,视力正常或矫正至正常,并且均未参与过相关脑电实验。实验前首先向被试说明实验目的和注意事项并签署知情同意书,并得到南京航空航天大学伦理道德委员会支持。被试者要求坐在一张舒适的座椅上,正对电脑屏幕,双眼距电脑屏幕约50 cm。实验前观察员向被试对实验范式的内容进行清晰的说明。实验开始后,被试佩戴电极帽,按照国际10/20系统的要求排放电极帽的电极位置,参考电极位于耳垂连线平均位置,接地电极位于前额中心点位置,实验时要求所有电极的阻抗都调至5 k Ω 以下,此时采集的数据效果较为理想。被试脑电采集实验图如图1所示。



图1 脑电采集实验图

Fig.1 EEG acquisition experiment diagram

1.2.2 实验范式

实验分为MI与ME两种,两者范式相同,但给予被试的提示与要求不同:(1)ME要求被试集中注意力观看显示屏,并按照要求做出握拳动作;(2)MI要求被试集中注意力观看显示屏,想象握拳动作,但全身肢体保持不动。

ME具体实验流程如图2所示。实验开始显示屏出现持续6 s的提示语,告知被试接下来的实验过程,以及要求被试保持专注全身放松,然后出现持续1 s的绿色放松界面,提示被试精神集中,身体放松,运动执行动作即将开始,接下来屏幕左端(右端)会出现持续5 s的白点,提示被试左手(右手)进行2~3次适当速度、幅度、力度的握拳行为,这样一次握拳实验结束。

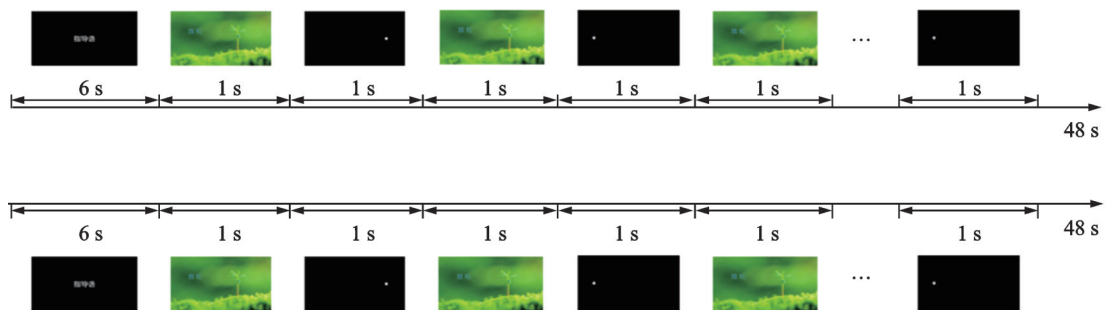


图2 实验流程图

Fig.2 Experimental flowchart

MI实验流程与ME过程类似如图2,唯一的不同之处在于屏幕左端(右端)出现白点时,被试想象自己左手(右手)进行2~3次适当速度、幅度、力度的握拳行为,整个想象过程中要求被试保持全身放松不动。为了提高被试想象效果,每轮实验后会向患者询问MI过程中的感受:是否有手动的冲动,能否清晰想象出自己握拳的画面,从而让他们认真体会肢体感觉。

每组任务模式实验进行3组,每组实验中包括14次握拳过程,包含7次左手和7次右手握拳实验,

左手右手任务是随机出现的,每组实验休息 10 min,避免被试肌肉疲劳影响实验结果。记左手握拳 ME 实验为 T_1 ,右手握拳 ME 实验为 T_2 ,左手握拳 MI 实验为 T_3 ,右手握拳 MI 实验为 T_4 。

1.3 数据分析

1.3.1 脑活动区域选择

本文主要研究 ME 与 MI 的脑活动差异性,运动皮质层最有可能是运动执行与运动想象过程中最相关的脑区。依据如图 3 所示 64 通道脑电图电极位置,选取处于皮质层的 C_3 、 C_4 电极通道的脑电信号来探究 ME 与 MI 的脑区相关活动。

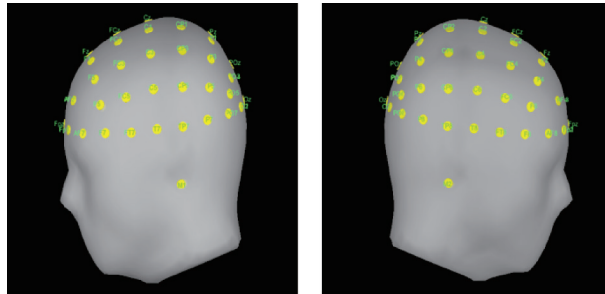


图3 64通道脑电图电极位置示意图

Fig.3 Diagram of 64-channel EEG electrode position

1.3.2 预处理

通过采集设备导出的原始数据信噪比较低,因此本文通过对数据进行预处理从而提高数据的信噪比,使得后期时频域分析获取更可靠的结果。

(1) 降采样

通过对采集的 EEG 信号降采样至 250 Hz,然后查看数据的功率谱密度(Power spectrum density, PSD)图来判断数据的噪声程度,以及有无谐波和眼电干扰,结果如图 4 所示。从图 4 可以看出,75 Hz、100 Hz 等位置都存在明显的眼电和谐波干扰。

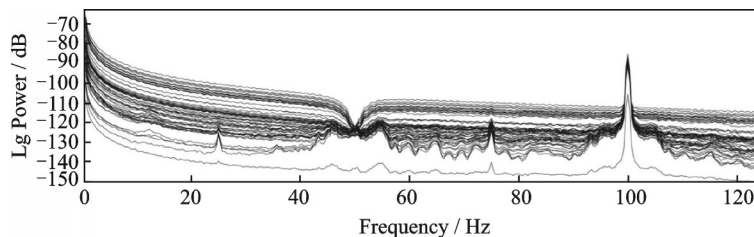


图4 降采样到 250 Hz 后 64 通道脑电信号的 PSD 图

Fig.4 PSD map of 64-channel EEG signal after downsampling to 250 Hz

(2) 滤波

采用有限长单位冲激响应滤波器(Finite impulse response, FIR)对降采样后的脑电数据进行 0.3~105 Hz 的带通滤波,提取需要频段的 EEG 信号,再运用 100 Hz 陷滤波器去除 100 Hz 谐波干扰。

(3) 独立成分分析

EEG 信号微弱,容易受到由眼电带来的伪迹和工频干扰^[12]。不同于传统的线性独立成分分析(Independence component analysis, ICA)算法,通过截尾的 Edgeworth 展开或者 Gram-Charlier

展开来估计边缘概率密度,从而来得到近似的互信息估计^[13]。本文运用基于 Infixmax 算法的 ICA 算法来去除干扰,该算法是基于 Bell 和 Sejnowski^[14]在 1995 年提出的神经网络学习 Infixmax 算法。该算法通过梯度上升准则作用与输出的熵值来改变分离矩阵权值 W ,使得梯度上升的联合熵最大时输出的各个向量趋于独立^[15]。神经网络输出的 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_N$ 的联合熵函数为

$$H(y_1, y_2, y_3, \dots, y_n) = H(y_1) + H(y_2) + \dots + H(y_N) - I(y_1, y_2, y_3, \dots, y_N) \quad (1)$$

式中: $H(y_i)$ 为网络输出的边缘熵值, $I(y_1, y_2, y_3, \dots, y_N)$ 为输出间的互信息。

Infixmax 算法是通过调整分离矩阵权值 W ,来达到最大化联合熵的目的,从而使输出变量间相互独立。改变 W 的函数为

$$\Delta W \propto \frac{\partial H(y)}{\partial W} = W^T W = (I + g(u)u^T)W \quad (2)$$

如图 5 为运用 Infixmax ICA 算法对前面处理后数据的分析结果,从图中可以看出成分 2, 16, 42 (IC2, IC16, IC42) 在眼电通道周围信号比较强,体现为眼电伪迹干扰较大,应当去除。

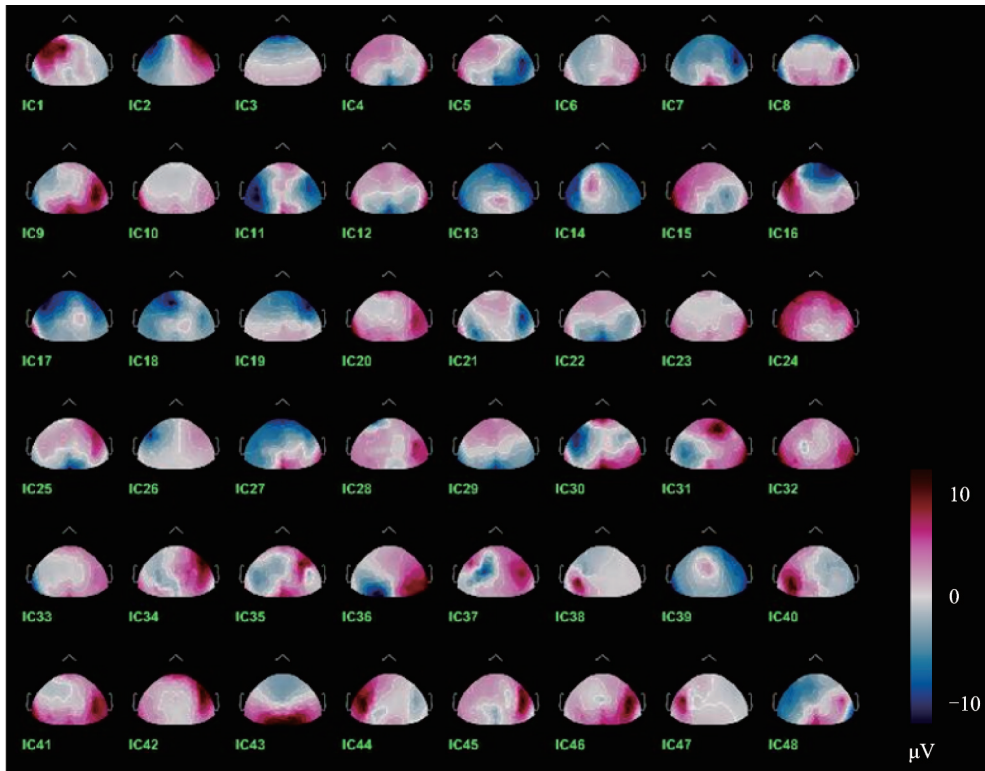


图5 ICA成分图

Fig.5 ICA composition diagram

1.3.3 时频域分析

EEG 信号是非平稳非线性的信号,同时包含高频和低频信号,本实验中多通道的 EEG 信号还存在时间、频率双线性的交叉干扰的问题。由于小波分析具有多分辨率的特征,且 Morlet 小波变换在高频段或者低频段时都能够提供较好的时间或频率分辨率,本文综合考虑后选取 Morlet 复值小波^[16]对预处理后的 EEG 信号进行时频域分析,即

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} e^{-\frac{t^2}{f_b}} e^{i\pi f_c t} \quad (3)$$

$$\sigma_t, f_c = \frac{\text{FWHM}_{f_c}}{\sqrt{8 \ln 2}} \quad (4)$$

$$\sigma_t, f = \frac{(\sigma_t, f_c) f_c}{f} \quad (5)$$

式中: f_c 为小波的中心频率, f_b 为小波的带宽参数, 波长 $\sigma_t = 1/(2\pi f_b)$ 。Morlet 小波变换中中心频率于带宽存在一一对应关系, 其原因在于 Morlet 复值小波变换存在一个恒定的比率 $K = 2\pi f_c/f_b$, 实际应用中, 一般选取 K 大于 5。

本文通过 Morlet 复值小波对采样时间序列进行频带组特征提取, 该小波变换设计在一个中心频率 f_c , 其时间分辨率定义为半高宽 FWHM_{f_c} , 由高斯核加权如式(4)所示, 本文中心频率 f_c 选取 1 Hz, 时间分辨率选取 3 s。小波的长度通过式(5)缩放, 能够更好地捕捉振荡活动的变化成分。以 0.5 Hz 为间隔计算小波系数, 通过式(3)对选取的波形进行卷积。具有非正交性的 Morlet 小波是经过高斯调整的复指数小波, 式(3)中 i 为虚数。

2 实验结果

单个实验任务下各个波段存在不同特征。在 T_1 任务下, C_3 和 C_4 通道的 delta 波为优势波, 幅值明显高于其他波段, alpha 波为次优势波, theta、beta、gamma 1、gamma 2 波段幅值变化不明显(图 6(a))。在 T_2 任务下, C_3 和 C_4 通道的 delta 波也为优势波, alpha 波也为次优势波, 其他波段也未有明显变化(图 6(b))。在 T_3 任务下, C_3 和 C_4 通道的 alpha 波为优势波, 幅值明显高与其他波段, delta 波为次优势波, theta、beta、gamma 1、gamma 2 波段幅值变化不明显(图 6(c))。在 T_4 任务下, C_3 和 C_4 通道的 alpha 波也为优势波, delta 波也为次优势波, 其他波段幅值也未有明显变化(图 6(d))。

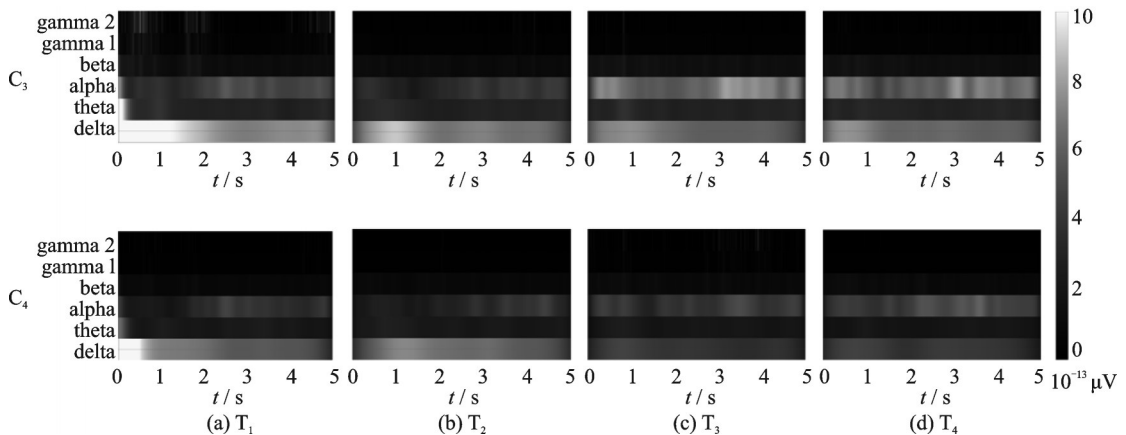


图 6 C_3 、 C_4 通道的左(右)手握拳 ME 和 MI 的时频图

Fig.6 Time-frequency diagram of ME and MI of left (right) hand fist in channels C_3 and C_4

在 ME 与 MI 两个不同实验任务下, 波段变化呈现不同趋势, 如图 7 所示。在 C_3 通道, T_1 和 T_3 任务相比在 delta 波段和 alpha 波段具有明显变化, 其他波段未有明显变化。具体表现为, delta 波呈上升趋势, alpha 波呈下降趋势。在 C_4 通道, T_1 和 T_3 任务相比也在 delta 波段和 alpha 波段具有明显变化, 其

他波段也未有明显变化。具体表现与 C_3 通道相似, delta 波呈上升趋势, alpha 波呈下降趋势。在 C_3 通道, T_2 和 T_4 任务相比在 delta 波段和 alpha 波段具有明显变化, 其他波段未有明显变化。具体表现为, delta 波呈上升趋势, alpha 波呈下降趋势。在 C_4 通道, T_2 和 T_4 任务相比也在 delta 波段和 alpha 波段具有明显变化, 其他波段也未有明显变化。具体表现与 C_3 通道相似, delta 波呈上升趋势, alpha 波呈下降趋势。

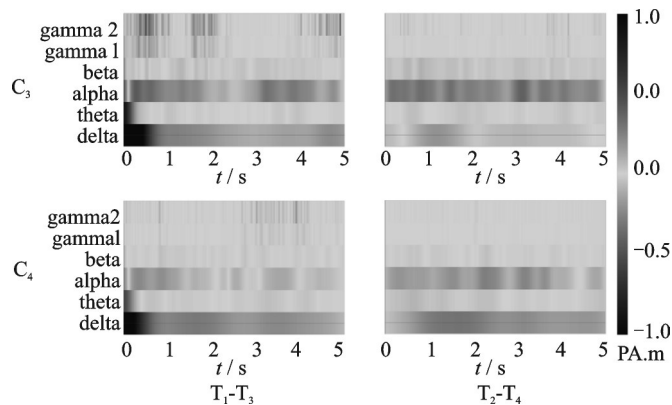


图7 单个通道同一只手握拳 ME 与 MI 的差异时频图

Fig.7 Time-frequency diagram of the difference between ME and MI of clenching a fist with the same hand in a single channel

3 结果分析

本文基于 EEG 信号对 ME 与 MI 过程中的脑活动进行了比较分析。结果表明, 在 MI 过程中无论左手还是右手进行实验任务, 均表现为 alpha 为优势波。而在 ME 过程中, 无论左手还是右手进行实验任务, 均表现为 delta 波为优势波。这与已有研究发现^[17]由于 alpha 波是自发电, 多在清醒闭目时出现; 当受到外界刺激时, alpha 波降低, delta 波增强的结果一致。ME 与 MI 实验任务比较结果表明, delta 波呈上升趋势, alpha 波呈下降趋势。这与 2008 年关慧等^[18]通过多谱段压缩、功率谱矩阵分析等分析方法, 证明静息运动想象状态相比于运动状态下 alpha 波增强的结果一致。产生上述两类结果的原因可能是由于执行握拳时不再是静息想象状态, 导致 alpha 波段功率下降和 delta 波段功率上升。

与现有研究相比, 本文通过时频分析方法对于单个实验任务以及不同实验任务下 ME 和 MI 的 EEG 信号都进行了探究, 证明两者存在差异性, 为基于 MI 设计的 BCI 系统改善实时性和普适性提供了可靠实验数据。但还存在一些不足: 参与者皆是右利手志愿者, 目前还不清楚本文研究结果是否可以推广到左利手或者有上肢运动疾病的患者, 除此之外本研究只有少量的参与者。基于这些限制, 未来研究应该包括更多的被试, 包括左利手被试和其他各种任务。

4 结束语

本文基于 EEG 信号对 ME 与 MI 过程中的脑活动进行了比较。采用时频分析方法, 通过对 ME 和 MI 任务下 EEG 脑电信号频率特征的提取, 得出 ME 与 MI 在时频域上存在明显的差异性, 结果显示在 MI 实验中, 均表现为 alpha 波为优势波, 而在 ME 过程中, 均表现为 delta 波为优势波。相比较于单个 MI 任务下 EEG 脑电信号设计的 BCI 存在的实时性与普适性的不足, 本文通过 ME 与 MI 的对照比较, 可对未来的 BCI 设计完善提供有效理论依据。

参考文献:

- [1] LOTTE F, BOUGRAIN L, CICHOCKI A, et al. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: A 10-year update[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2018, 15(3): 031005.
- [2] GAO S, WANG Y, GAO X, et al. Visual and auditory brain-computer interfaces[J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2014, 61(5): 1436-1447.
- [3] HINTERBERGER T, SCHMIDT S, NEUMANN N, et al. Brain-computer communication and slow cortical potentials[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, 51(6): 1011-1018.
- [4] PFURTSCHELLER G, NEUPER C. Motor imagery and direct brain-computer communication[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2001, 89(7): 1123-1134.
- [5] BELL A J, SEJNOWSKI T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. *Neural Computation*, 1995, 7(6): 1129-1159.
- [6] MULDER T. Motor imagery and action observation: Cognitive tools for rehabilitation[J]. *Journal of Neural Transmission*, 2007, 114(10): 1265-1278.
- [7] 鲍静益,刁文宇,姚潇,等.面向运动行为特征的脑电信号分析与识别[J].*常州工学院学报*,2020,33(6): 41-47.
BAO Jingyi, DIAO Wenyu, YAO Xiao, et al. Analysis and recognition of EEG signals for sports behavior features[J]. *Journal of Changzhou Institute of Technology*,2020,33(6): 41-47.
- [8] 郭闽榕.基于运动想象的脑电信号特征提取研究[J].*信息技术与网络安全*,2021,40(1): 62-66.
GUO Minrong. Research on feature extraction of EEG signal based on motor imagination[J]. *Information Technology and Network Security*,2021,40(1): 62-66.
- [9] MICHAEL V, NATALIA E, MARIE-CLAUDE H R, et al. Enhanced activation of motor execution networks using action observation combined with imagination of lower limb movements[J]. *PLoS ONE*, 2013, 8(8): e72403.
- [10] 白学军,张琪涵,章鹏,等.基于fNIRS的运动执行与运动想象脑激活模式比较[J].*心理学报*,2016,48(5): 495-508.
BAI Xuejun, ZHANG Qihan, ZHANG Peng, et al. Comparison of brain activation patterns between motor execution and motor imagination based on fNIRS[J]. *Acta Psychologica*,2016,48(5): 495-508.
- [11] OLDFIELD R C. The assessment and analysis of handedness: The Edinburgh inventory[J]. *Neuropsychologia*, 1971, 9(1): 97-113.
- [12] 吴金玉,张文强,潘玲佼,等.一种结合自适应噪声完备经验模态分解和盲反卷积去除脑电中眼电伪迹的新方法[J].*数据采集与处理*,2020,35(4): 720-729.
WU Quanyu, ZHANG Wenqiang, PAN Lingjiao, et al. A new method for electrooculography artifact automatic removal based on CEEMDAN and BD in EEG signals[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2020,35(4): 720-729.
- [13] 王蓉.基于粗集理论和Informax ICA的听、视觉诱发电位提取算法研究[D].广州:广东工业大学,2015.
WANG Rong. Research on auditory and visual evoked potential extraction algorithm based on rough set theory and Informax ICA[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2015.
- [14] BELL A J, SEJNOWSKI T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J].*Neural Computation*, 1995,7(6): 1129-1159.
- [15] 王世海.独立分量分析方法及其在红外图像处理上的应用[D].成都:西南交通大学,2008.
WANG Shihai. Independent component analysis method and its application in infrared image processing[D]. Chengdu: South-west Jiaotong University, 2008.
- [16] JIRUSKA P, PROKS J, DRBAL O, et al. Comparison of different methods of time shift measurement in EEG[J]. *Physiological Research*, 2005, 54(4): 459-465.
- [17] 赵丽,董燕丽,郭旭宏. α 波和运动想象的混合范式脑-机接口系统[J].*电子测量与仪器学报*,2014,28(6): 625-629.
ZHAO Li, DONG Yanli, GUO Xuhong. Hybrid paradigm brain-computer interface system of alpha wave and motor imagination[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*,2014,28(6): 625-629.
- [18] 关慧,李捷,李军.脑 α 波优势频率神经类型选材的可行性分析[J].*体育世界(学术版)*,2008(6): 24-26.
GUAN Hui, LI Jie, LI Jun. The feasibility analysis of selecting neural types with dominant frequency of brain α wave[J]. *World of Sports (Academic Edition)*,2008(6): 24-26.

作者简介:



伍彪(1996-),男,硕士研究生,研究方向:生物医学信号处理,E-mail:1461642368@qq.com。



覃兵(1997-),男,硕士研究生,研究方向:生物医学工程。



吴鑫(1997-),男,硕士研究生,研究方向:现代生物医学仪器。



周璐(1994-),女,博士研究生,研究方向:脑功能分析。



钱志余(1964-),男,教授,研究方向:生物医学仪器。



李隼韬(1979-),男,副教授,研究方向:生物医学信号处理。



高凡(1991-),男,讲师,研究方向:脑科学与神经科学。



祝桥桥(1989-),通信作者,女,副教授,研究方向:生物医学信号处理,E-mail:zqq@nuaa.edu.cn。

(编辑:王静)